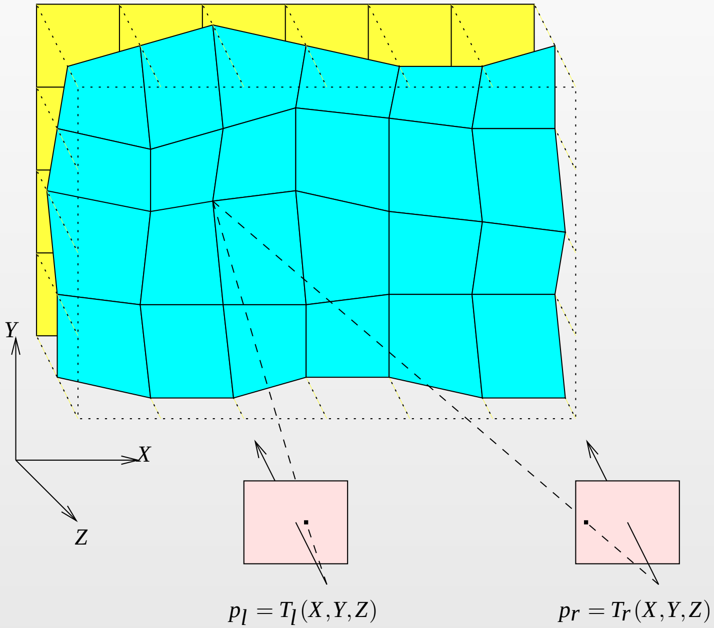
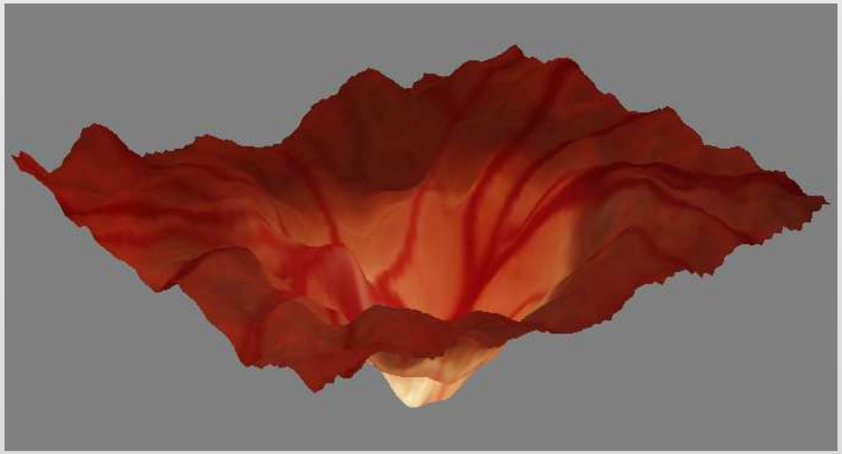
Geometrisches Stereo – Strukturelle Ansätze

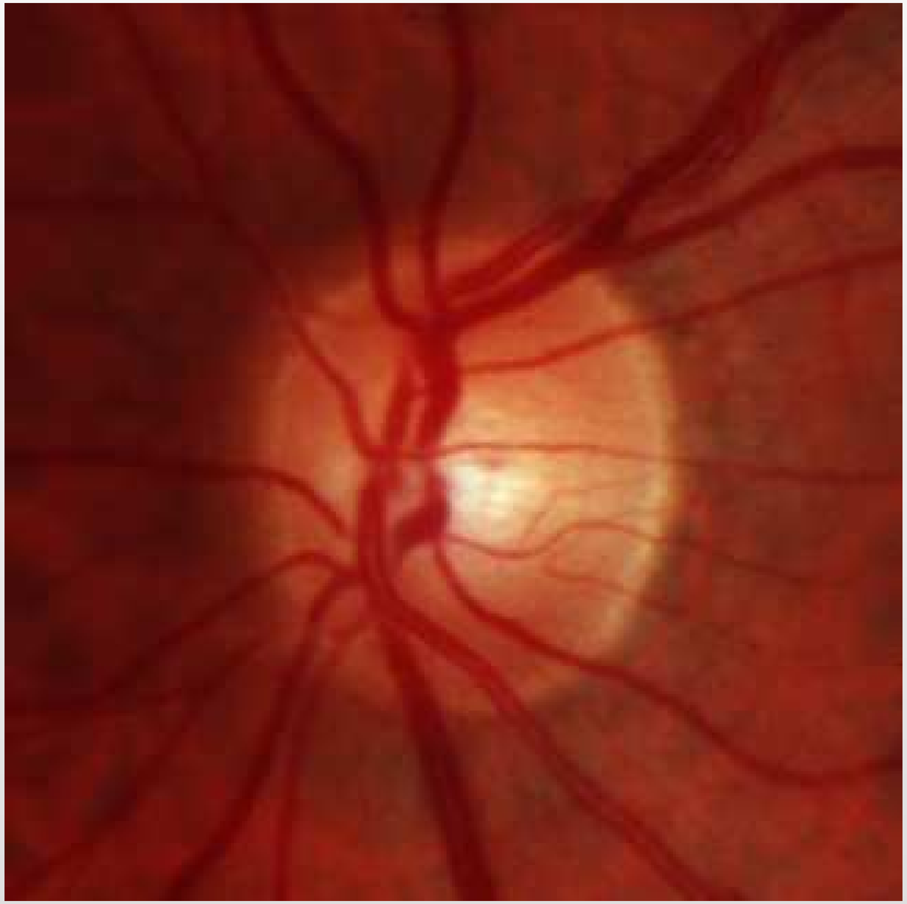




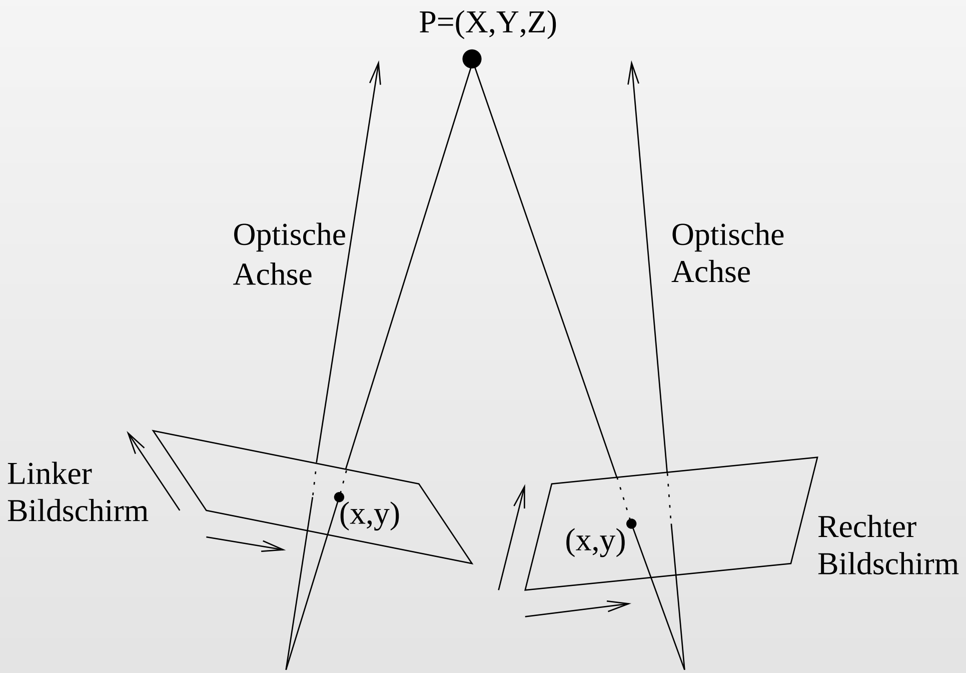
Gliederung:

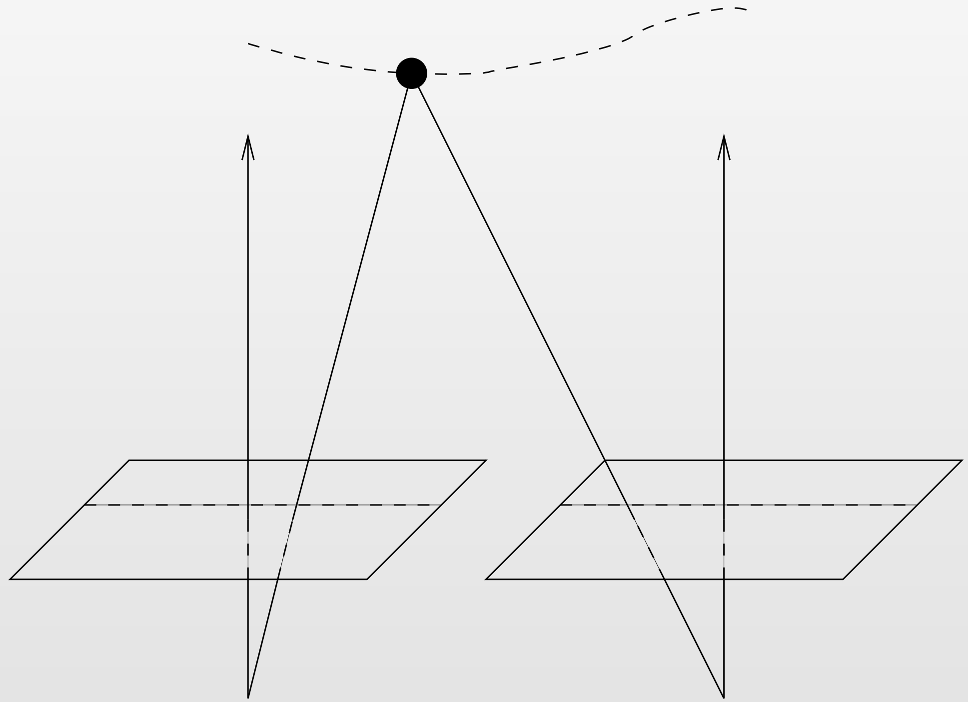
- Geometrisches Stereo vs. andere Methoden.
- Geometrische Grundlagen.
- Spezifizierung.
- Ähnlichkeitsmaße.
- Modellierung.
  - Gar kein Modell – Block Matching Verfahren.
  - „Einfache Modelle“ – zeilenweise Ansätze.
  - „Kompliziertere Modelle“ – Aufgaben der Energieminimierung.
  - Wahrscheinlichkeitmodelle.
- Zusammenfassung.

Geometrisches Stereo vs. andere Methoden

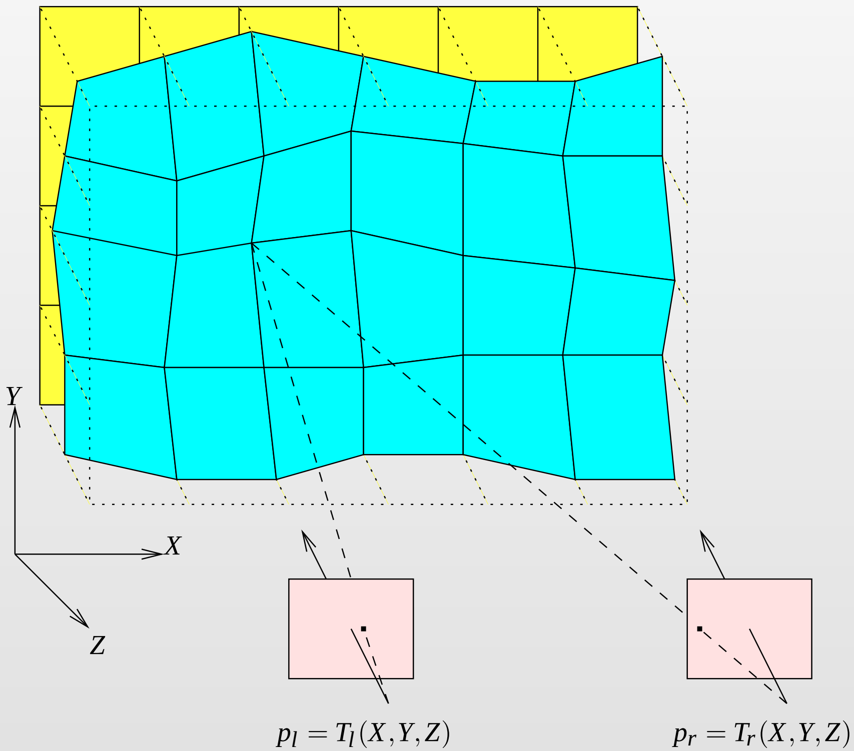


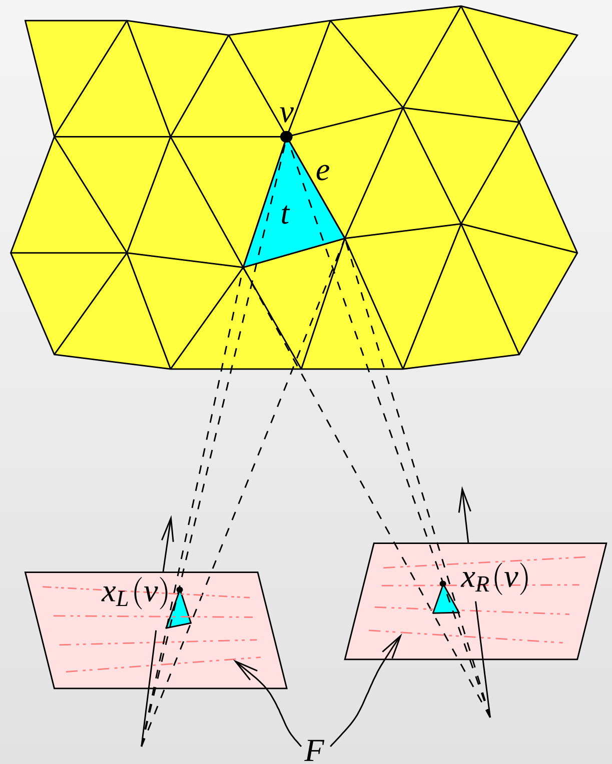
Geometrische Grundlagen



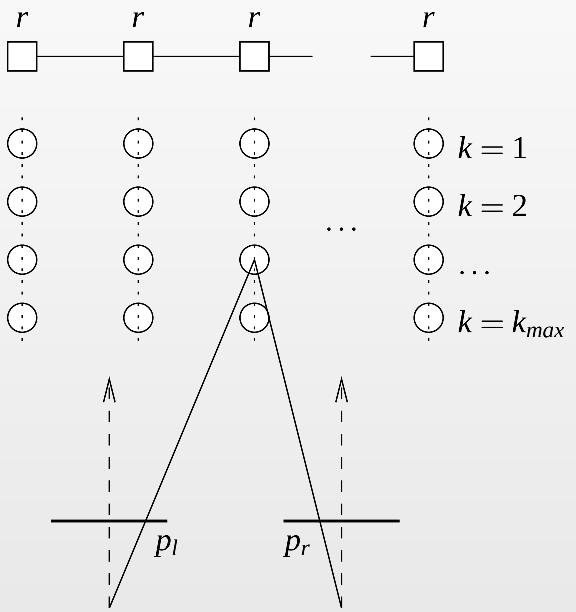


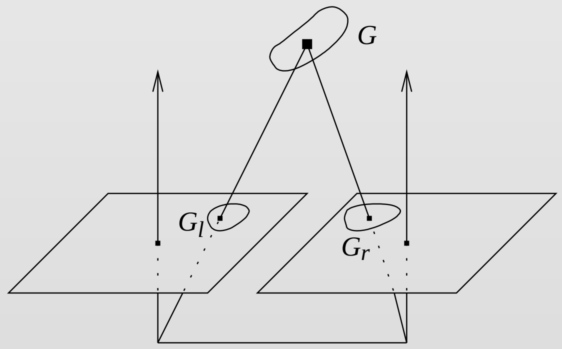
Spezifizierung





Ähnlichkeitsmaße





$$A(p_l, p_r) = \big(I_l(p_l) - I_r(p_r)\big)^2$$

$$A(p_l, p_r) = \sum_{\triangle p \in F} [I_l(p_l + \triangle p) - I_r(p_r + \triangle p)]^2$$

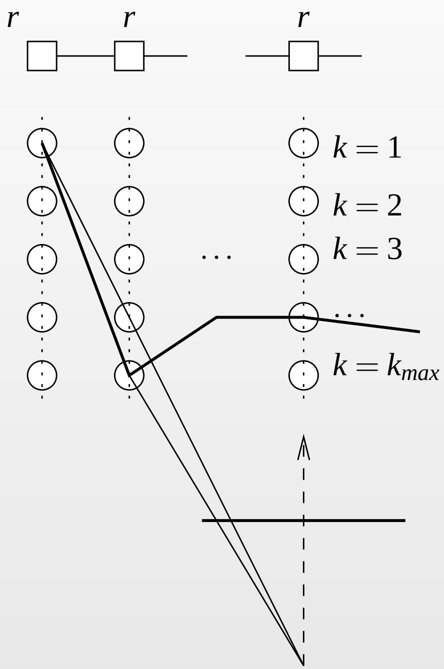
$$A(p_l, p_r) = \min_{C_v} \sum_{\triangle p \in F} [I_l(p_l + \triangle p) + C_v - I_r(p_r + \triangle p)]^2$$

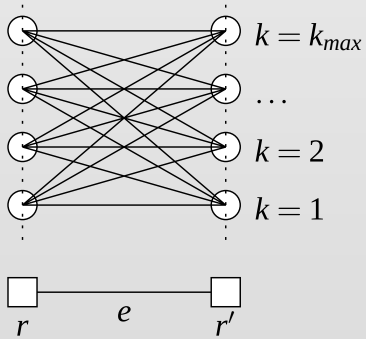
$$A(p_l, p_r) = \min_{C_v, C_s} \sum_{\triangle p \in F} [I_l(p_l + \triangle p) \cdot C_s + C_v - I_r(p_r + \triangle p)]^2$$

$$A(p_l, p_r) =$$
$$\min_{C_v, C_s, Tr} \sum_{\triangle p \in F} \Big[I_l(p_l + \triangle p) \cdot C_s + C_v - I_r\big(Tr(p_r + \triangle p)\big)\Big]^2$$

Block Matching

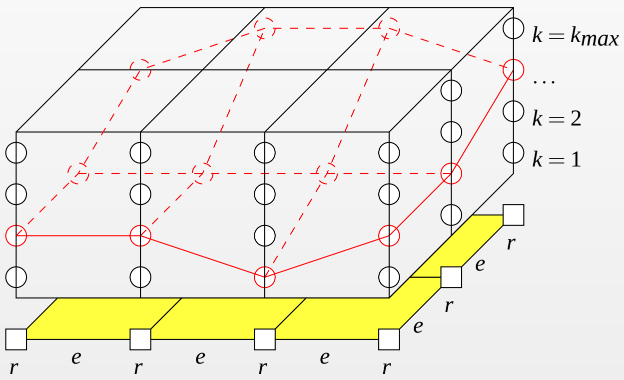
Zeilenweise Ansätze



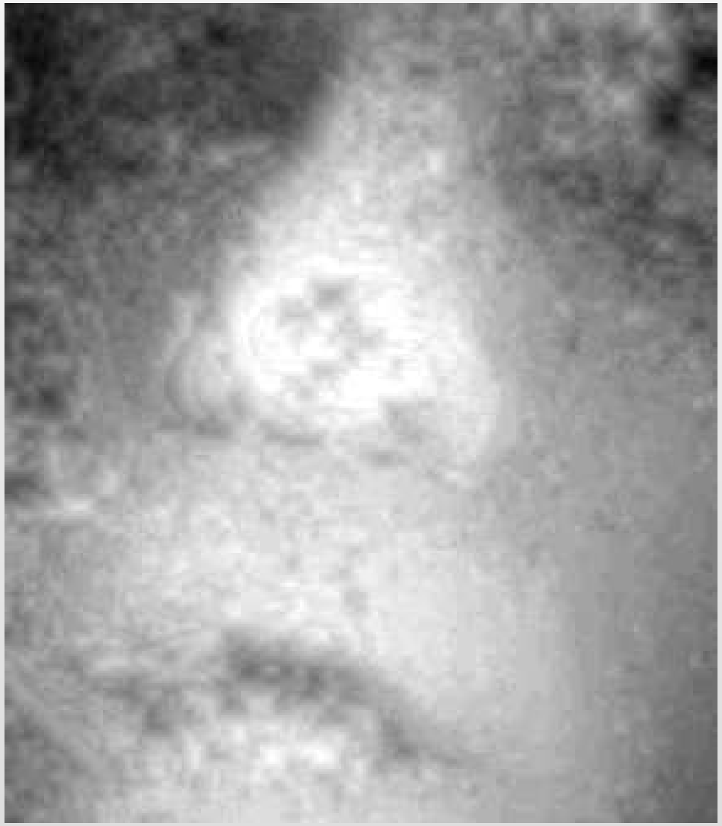


$$f^* = \arg\min_f \left[\sum_{i=1}^{n} q_i(f_i) + \sum_{i=2}^{n} g_i(f_i, f_{i+1}) \right]$$

Energieminimierung



$$f^* = \arg\min_f \Big[\sum_{r \in R} q_r\big(f(r)\big) \; + \sum_{(r,r') \in E} g\big(f(r), f(r')\big) \Big]$$



$$g(k,k') = \begin{cases} 0 & wenn \quad |k-k'| \le \delta \\ \infty & sonst \end{cases}$$

$$g(k,k') = c \cdot (k-k')^2$$

$$g(k,k') = \begin{cases} 0 & wenn \quad k = k' \\ a > 0 & sonst \end{cases}$$

$$\dots$$

Wahrscheinlichkeitsmodelle

Gibbssche Wahrscheinlichkeitsverteilung zweiter Ordnung:

$$P(f,X) = \frac{1}{Z} \prod_{(r,r')\in E} g_{rr'}\big(f(r), f(r')\big) \cdot \prod_{r\in R} q_r\big(f(r)\big)$$

Das Problem kann als Aufgabe der Bayesschen Entscheidung formuliert werden:

$$d^*(X) = \arg\min_{d\in D} \sum_f P(f|X) \cdot C(d,f)$$

Zum Beispiel:

Die Menge der Entscheidungen ist die Menge der Labelings: $D = K^R$. Die Kostenfunktion ist die Deltafunktion

$$C(d,f) = \begin{cases} 0 & \textit{wenn} \quad d = f \\ 1 & \textit{sonst} \end{cases}$$

$\Rightarrow$

Maximum a-posteriori Entscheidung:

$$d = \arg\max_f P(f|X) = \arg\max_f P(f,X) =$$

$$= \arg\min_f \Big[\sum_{(r,r')\in E} \tilde{g}\big(f(r), f(r')\big) + \sum_{r\in R} \tilde{q}_r\big(f(r)\big) \Big]$$

mit $\tilde{g}(k,k') = -\ln g(k,k')$ und $\tilde{q}_r(k) = -\ln q_r(k)$.

Alternative:

Die Kostenfunktion ist eine *additive* Kostenfunktion der Art:

$$C(d,f)=\sum_{r\in R} c\big(d(r),f(r)\big)$$

$\Rightarrow$

„Unabhängige“ Entscheidungen in jedem Knoten:

$$d^*(r)=\arg\min_{d(r)} \sum_{k\in K} P\big(f(r)=k|X\big)\cdot c\big(d(r),k\big)$$

Die additive Deltafunktion:

$$c\big(d(r),f(r)\big)=\begin{cases} 0 & wenn \quad d(r)=f(r) \\ 1 & sonst \end{cases}$$

$\Rightarrow$

A-posteriori wahrscheinlichster Zustand:

$$d^*(r)=\arg\max_{k\in K} P\big(f(r)=k|X\big)$$

Die quadratische Differenz:

$$c\big(d(r),f(r)\big)=\big(d(r)-f(r)\big)^2$$

$\Rightarrow$

Erwartungswert des Zustandes:

$$d^*(r)=\sum_{k\in K} P\big(f(r)=k|X\big)\cdot k$$

$$\boxed{P\big(f(r)=k|X\big)=\sum_{f:\,f(r)=k} P(f|X)\sim\sum_{f:\,f(r)=k}\Big[\prod_{(r,r')\in E} g_{rr'}\big(f(r),f(r')\big)\cdot\prod_{r\in R} q_r\big(f(r)\big)\Big]}$$

MAP-Entscheidung vs. additive Kostenfunktion